

基于互功率谱的虹膜识别方法

印勇 徐昶

(重庆大学通信工程学院, 重庆 400044)

摘要 提出了一种基于互功率谱的虹膜编码方法。采用粗定位与精定位相结合的两步定位法对虹膜定位,能有效地减少搜索计算的盲目性;为了提取虹膜特征,虹膜图像首先被划分为许多子块,然后计算各个子块与2维Gabor小波族之间的互功率谱并进行编码;最后,利用Hamming距离进行模式匹配。实验结果表明,该算法运算速度快,具有较好的识别效果,且编码性能优于Daugman的编码方法。

关键词 虹膜识别 虹膜定位 互功率谱 Gabor小波

中图分类号: TP391.4 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2007)05-0854-06

An Iris Recognition Algorithm Based on Cross Power Spectrum

YIN Yong, XU Chang

(College of Communication Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044)

Abstract An encoding algorithm based on cross power spectrum is proposed. A two-step locating approach combining coarse location with fine location is used to locate the iris, which can effectively decrease the blindness of searching computation. To extract the feature of the iris, the iris image is firstly divided into many blocks, and then the cross power spectra between each block and 2D Gabor wavelet family are computed and the blocks are encoded. Finally, the pattern match is executed by using Hamming distance. The results show that this approach has very high computational speed and good recognition rate and is superior to Daugman's method in coding performance.

Keywords iris recognition, iris location, cross power spectrum, Gabor wavelets

1 引言

随着信息技术的发展和日益增长的对安全的需要,基于生物特征的身份识别技术在近年来有了迅速的发展。作为生物特征识别技术之一的虹膜识别技术正在兴起,并显示了很大的优越性。在现有各类生物识别技术中,虹膜识别是相对较新,并具有巨大潜力的技术。虹膜识别技术具有以下特点:虹膜图像的采集具有无侵犯性;瞳孔的缩放使虹膜组织具有活体组织的显著特征,可以有效地防止人工伪造等等。据统计,虹膜识别的错误率是各种生物特征识别中最低的。由于它的这些优点,这一技术的应用已经越来越广泛。

传统的虹膜识别算法中具有代表性的是

Daugman和Wildes提出的算法^[1-3]。其中Daugman算法是利用2维Gabor滤波器对虹膜纹理进行一种粗量化和编码^[1,2],这种算法计算简单、速度快,是目前许多虹膜识别商用系统的基础。但是该算法对虹膜图像的旋转和漂移很敏感,且要求获取的图像的分辨率、大小以及光照等条件保持基本不变;而Wildes算法的系统则主要依赖图像配准技术^[3],其计算量较大。本文提出的基于互功率谱的识别算法,首先对归一化后的虹膜图像进行分块处理,然后计算各个子块与2维Gabor小波族之间的互功率谱,并进行编码,其不仅计算速度快,而且具有较好的识别效果。

2 虹膜图像的预处理

虹膜图像预处理的目的是进行虹膜定位与归一

收稿日期:2005-09-20;改回日期:2006-03-27

第一作者简介:印勇(1963-),男,副教授,博士。研究方向为图像处理与分析、模式识别。E-mail:yy@ccee.cqu.edu.cn

化。由于采集到的原始虹膜图像不仅包含虹膜,还包含瞳孔、眼睑、睫毛、眼白等很多无效信息(图 1),且每次虹膜在图像中的位置、大小以及虹膜的面积都不一样,因此,在提取虹膜特征之前,需要对虹膜图像进行预处理,即先分割出虹膜,并补偿平移、大小及瞳孔缩放引起的变异,将虹膜图像归一化。

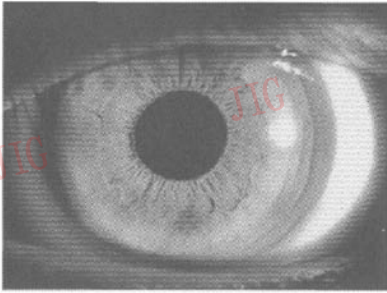


图 1 原始虹膜图像
Fig. 1 Original iris image

本文采用粗定位和精定位相结合的两步定位法对虹膜进行定位,由于其能有效地减少定位搜索的盲目性^[5],因而不仅大大提高了虹膜定位的速度,而且得到的虹膜定位结果准确。

图像采集获得的虹膜图像有一定的灰度分布特点,其灰度直方图呈现 3 个波峰,分别代表了瞳孔、虹膜、巩膜 3 个部分(图 2)。因此,根据直方图分析通过设定阈值 t 来对虹膜图像进行二值化处理,并利用数学形态学的方法对二值化图像进行一次有填充效果的闭运算来将图像中的色块变成连通区域。先滤除掉图像边缘的色块,然后再进行一次腐蚀膨胀。就可以得到无干扰的瞳孔图像(如图 3 所示)。

对分离出瞳孔的图像分别在 x 轴和 y 轴上进行投影,可确定出瞳孔的圆心坐标为

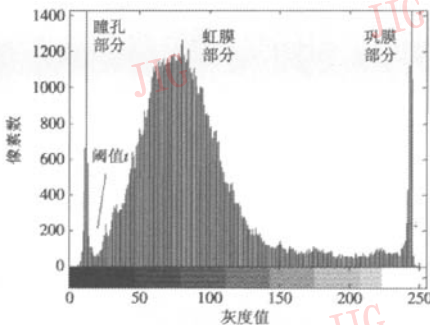


图 2 虹膜图像直方图
Fig. 2 Histogram of iris image

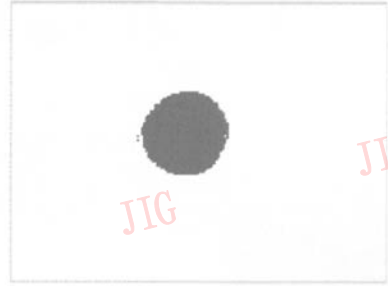


图 3 滤除边缘干扰后的瞳孔图像
Fig. 3 Pupil image after removed edge disturb

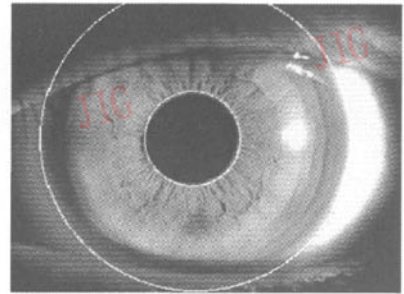


图 4 虹膜定位图像
Fig. 4 Image of iris localization

$$x_c = (x_{max} + x_{min})/2 \tag{1}$$

$$y_c = (y_{max} + y_{min})/2 \tag{2}$$

其中, x_{max} 和 x_{min} 分别为在 x 轴上投影的最大值和最小值, y_{max} 和 y_{min} 分别为 y 轴上的投影的最大值和最小值。那么,瞳孔半径就取投影到 x 轴的长度和 y 轴的长度的平均值,即

$$r = \frac{(x_{max} - x_{min}) + (y_{max} - y_{min})}{2} \tag{3}$$

尽管虹膜和瞳孔并非同一圆心,但由于它们十分接近,因此可根据瞳孔的圆心和半径来进行虹膜外边缘初定位。根据对数百个虹膜样本的统计分析发现,虹膜半径的范围在瞳孔半径的 3 到 4 倍之间,根据此条件就可以极大地减少搜索的范围。本文采用 3 点确定一个圆的原理,在瞳孔半径 3 到 4 倍范围内搜索 3 个点,但是由于虹膜外缘即虹膜同巩膜的边界比较模糊,选择的 3 个点应该为边界比较清楚的 3 个点,即虹膜边界上灰度曲线跳变最明显的 3 个点。灰度差分为

$$D = I_{n+m} - I_{n-m} \tag{4}$$

从试验结果看,一般取 $m = 3$ 或者 4 为最佳。

从多次搜索中找出 D 最大的 3 个点,即边界最清晰的 3 个点,然后根据 3 点确定一个圆的原理,即可初步确定虹膜圆心和半径。

由于虹膜具有良好的环状特性,因此对虹膜内外边界的精定位可采用以下具有圆形边缘检测器作用的算子来进行虹膜精定位^[1]:

$$\max(r, x_0, y_0) \left| G_\sigma(r) * \frac{\partial}{\partial r} \oint_{r, x_0, y_0} \frac{I(x, y)}{2\pi r} dS \right| \quad (5)$$

其中, $I(x, y)$ 表示虹膜的图像, $*$ 表示卷积运算, $G_\sigma(r)$ 为尺度为 σ 的高斯平滑函数,卷积运算的右侧是一个沿圆心为 (x_0, y_0) 、半径为 r 的圆周积分的导数。

该微分算子作用于图像,逐渐增加 r 的值,并在小范围内改变 x_0, y_0 值,直到搜索到最大值用来定位虹膜的边界^[6]。

为了实现精确的匹配,需要对虹膜图像进行归一化处理。虹膜的归一化就是将原始虹膜图像 $I(x, y)$ 中需要进行特征提取的那部分虹膜投影到一个极坐标系中去,其映射关系为

$$x(r, \theta) = (1 - r)x_p(\theta) + rx_q(\theta) \quad (6)$$

$$y(r, \theta) = (1 - r)y_p(\theta) + ry_q(\theta) \quad (7)$$

其中, $p = (x_p(\theta), y_p(\theta))$ 和 $q = (x_q(\theta), y_q(\theta))$ 分别是以瞳孔圆心为极坐标的原心,可作为与水平线成 θ 角的直线与虹膜内外边界的交点坐标。

虹膜的纹理特征分布具有离瞳孔越近,纹理分布越密集;离瞳孔越远,纹理分布越稀疏的特点^[4]。图 5 为虹膜纹理特征分布示意图,在 A 区域即离瞳孔很近的区域,虹膜的纹理分布密集,其不仅包含的信息丰富,且不会被眼睑遮挡;B 区域纹理分布较稀疏,其包含的信息较少,该区域仅被上眼睑遮挡很小的部分;而 C 区域的虹膜由于靠近与巩膜的边界,它的纹理特征极少,因此可以剔除而不会对虹膜识别产生影响。

因此,在进行归一化时,虹膜的外边界需要进行修正,即只需对虹膜的 A 和 B 部分进行归一化。归一化

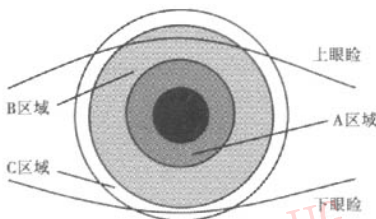


图 5 虹膜纹理特征分布示意图

Fig. 5 Iris texture characteristic distributing

时可根据虹膜外边缘粗定位的结果按一定比例对虹膜的外边界进行修正;而虹膜内边界仍按照精定位的结果选定,即可得到虹膜的 A 和 B 部分。由于上眼睑会部分地遮挡虹膜顶端,为了剔除这一部分,需要以瞳孔为中心,将 $-225^\circ \sim 50^\circ$ 的扇形区域中的虹膜归一化为 56×224 大小的虹膜图像。图 6 为归一化的虹膜图像。



图 6 归一化虹膜图像

Fig. 6 Normalized iris image

3 虹膜纹理特征的提取

3.1 虹膜局部纹理模型

虹膜局部区域纹理的频域表示会含有若干个频率分量,这些频率分量的线性组合可以完全描述原图。但是,从识别的角度去研究虹膜纹理,可以认为虹膜局部纹理的功率集中在一个频率附近,该频率为局部纹理的频率中心。因此,可以认为对于任何频率中心在 (u_k, v_k) 的窄带纹理 $I_k(x, y)$,其虹膜局部纹理的理想模型可表示为

$$I_k(x, y) = 2 \{ c(x, y) \cos[2\pi(u_k x + v_k y)] + s(x, y) \sin[2\pi(u_k x + v_k y)] \} \\ = \alpha(x, y) \cos[2\pi(u_k x + v_k y) + p(x, y)] \quad (8)$$

其中, $\alpha(x, y) = 2 \sqrt{c^2(x, y) + s^2(x, y)}$, $p(x, y) = -\tan^{-1}[s(x, y)/c(x, y)]$

这表明 $I_k(x, y)$ 的大部分功率都集中在一个狭窄的空间频带和方向上。

假设把虹膜图像分为 N 个区域 S_1, S_2, \dots, S_N , 每个相邻区域的边界都是可区分且连续的。在每一个小块区域中,其纹理的大部分功率集中在一个较窄的频带上,即可表示为 $I_k(x, y)$ 的形式,其中心频率 (u_k, v_k) 是随纹理区域而变的。因此整幅纹理图像可表示为

$$I(x, y) = \sum_{i=1}^N I_i(x, y) N_i(x, y) + e(x, y) \quad (9)$$

其中, $N_i(x, y) = \begin{cases} 1 & (x, y) \in S_i \\ 0 & (x, y) \notin S_i \end{cases}$, $e(x, y)$ 为误差函数。

这样,一幅纹理图像就可以划分为 N 个区域的窄带纹理了。

当然,实际识别中的虹膜纹理并不完全具有上

述窄带纹理的特点。但是,经过统计发现,在局部的区域中,虹膜纹理的大部分功率的确集中在某一个较窄的频带内。由于笔者的目的是提取虹膜纹理的特征用来进行虹膜识别,而不在于图像的完全表示及重构,所以即使局部虹膜纹理的中心频率与用于特征提取的 Gabor 小波的频率有所偏差,也不会影响最后的识别,也就是说,即对 Gabor 函数集的选取没有特别严格的要求。

3.2 基于互功率谱的编码方法

互相关函数反映了两个函数在相对应位置上互相匹配的程度,而互相关函数的傅里叶变换称为互功率密度函数或互功率谱。 $f(x,y)$ 和 $g(x,y)$ 两个函数的互功率谱为

$$W_{f,g}(u,v) = F(u,v)G^*(u,v) = F\{f(x,y) * g(-x,-y)\} \quad (10)$$

其中, $F(u,v)$ 是 $f(x,y)$ 的傅里叶变换, $G^*(u,v)$ 是 $g(x,y)$ 的傅里叶变换的复共扼。

两个函数间的互相关程度决定了两个函数间的匹配程度,而互功率谱模的大小,又决定了互相关的程度。这就是说,如果 $f(x,y)$ 和 $g(x,y)$ 的互功率谱模很大,那么它们的互相关程度就很强。因此,若能够在预先给出的 Gabor 函数集 $\{G_i(x,y)\}$ 中找到和虹膜窄带纹理模型互相关程度最大的子函数 $G_k(x,y)$,则 $G_k(x,y)$ 就能够很好地匹配虹膜窄带纹理模型,利用它就能对该虹膜局部区域进行编码。

为了找到那个能够和虹膜局部纹理模型最佳匹配的 2 维 Gabor 子函数,可利用 Gabor 基函数,通过调整参数的变化来得到一系列的 Gabor 子函数,以构成 Gabor 函数集 $\{G_i(x,y)\}$ 。Gabor 函数集对纹理图像进行卷积后的傅里叶变换形式就是互功率谱,而它的模就反映了 Gabor 函数集与纹理图像的互相关程度。

根据前述虹膜纹理模型,纹理 $I(x,y)$ 在一定的局部区域中为窄带纹理。例如,在区域 S_k 中, $I_k(x,y)$ 的功率主要集中在 (u_k,v_k) 附近,那么,在保证频率中心为 (u_k,v_k) 的 Gabor 函数被选取的情况下,当用不同的 Gabor 函数 $G_i(x,y)$ 对该区域的纹理做卷积变换的时候,则有下式成立

$$|W_{I_k,c_i}(u,v)| < |W_{I_k,c_k}(u,v)| \quad (i \neq k, i=1,2,\dots,N) \quad (11)$$

其中, $W_{I_k,c_i}(u,v) = F\{I_k(x,y) * G_i(-x,-y)\}$

因为虹膜纹理中的窄带纹理数目是有限的,所以只要选取的 Gabor 函数个数多于窄带纹理的个数,而且保证所有窄带纹理的频率都被取样到,那么

对每一个窄带区域,通过比较互功率谱的模,都能找到一个 Gabor 子函数 $G_k(x,y)$,使它与该域纹理的互功率谱的模大于其他 Gabor 子函数与该域纹理的互功率谱的模,这样就找到了和虹膜局部纹理模型最匹配的那个 Gabor 子函数。

归一化的虹膜图像形成了点阵排列的虹膜纹理数据。若把此图像数据区域分成若干两两相邻的 $M \times N$ 大小的矩形子块^[7],其矩形区域的中心坐标为 $\{x_m, y_n\} = \{mM - (M - 1)/2, nN - (N - 1)/2\}$ (12)

取 $M = N = 7$,这样对于 56×224 大小的归一化虹膜图像,即可获得 256 个矩形子块区域,也就是说 $m \in [1,8], n \in [1,32], m, n$ 的不同组合就确定了局部纹理区域的位置。

本文采用 2 维 Gabor 函数在直角坐标系下的形式

$$G_i(x,y) = g_i(x,y) e^{-2\pi i[u_i(x-x_i) + v_i(y-y_i)]} = g_i(x,y) e^{-2\pi i M_i [(x-x_i)\cos\varphi_i + (y-y_i)\sin\varphi_i]} \quad (13)$$

其中, $M_i = \sqrt{u_i^2 + v_i^2}; \varphi_i = \arctan(v_i/u_i); M_i$ 为中心频率, φ_i 为相位角。 $g_i(x,y) = e^{-\pi[(x-x_i)^2/a^2 + (y-y_i)^2/b^2]}$

通过调整一系列参数 $(x_i, y_i; u_i, v_i; \alpha, \beta)$, 就可以构成 Gabor 函数族。这里选取 $\alpha = \beta = 5$ 。根据归一化的虹膜图像样本实验分析发现, M_i 的取值分布在 $0 \sim 1$ 之间,所产生的 Gabor 函数族可以最好地与虹膜图像中分块区域的中心频率匹配。因此,本文对 M_i 在 $[0,1]$ 上均匀选取 51 个频率中心位置,即 $0, 0.02, 0.04, 0.06, \dots, 0.96, 0.98, 1$ 。而选取的相位角 φ_i 则均匀分布在 $(-90^\circ, 90^\circ)$ 上的 J 个方向上,这里取 $J = 8$, 即 $-67.5^\circ, -45^\circ, -22.5^\circ, 0^\circ, 22.5^\circ, 45^\circ, 67.5^\circ, 90^\circ$ 8 个方向。这样就构成了 $8 \times 51 = 408$ 个子函数的 Gabor 函数族。

对中心位置在 (x_k, y_k) 的矩形区域 $I_k(x,y)$, 它与时域位置中心在 (x_i, y_i) 的 Gabor 函数集中的一个函数的互功率谱为

$$W_{I_k,c_i}(u,v) = F\{I_k(x,y) * G_i(-x,-y)\} \quad (14)$$

那么,通过比较不同形式的 Gabor 子函数与该矩形局部虹膜的互功率谱,可以找到互功率谱模的最大值,相应的 Gabor 子函数就是该区域纹理模型的最佳匹配函数。

由于本文采用了包含 408 子函数的 2 维 Gabor 函数集,因此可算出每一个子函数的逻辑位置需要 9bit 表示。这样对 256 个矩形区域,每一个对应一个 Gabor 函数,就形成了 $9 \times 256 = 2304$ bit (288Byte) 的编码。将不同虹膜样本的编码送入

Hamming 距离分类器中就可以算出它们的 Hamming 距离,以便通过进行判别来确定是否属于同一虹膜。

4 虹膜匹配

获得了虹膜图像的编码后,再利用 Hamming 距离就可以通过比较两个虹膜码间的距离,以确定两个虹膜样本是否匹配^[8]。

任意两个虹膜码间的 Hamming 距离定义为

$$D_H = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N A_j \oplus B_j \quad (15)$$

其中, A 和 B 表示不同的虹膜码, j 表示虹膜码的位, \oplus 代表异或运算。

D_H 就是先把两个二值矩阵对应位置的每个数值(1 或 0)分别做“异或”运算;然后将所有(N 个)“异或”运算得到的结果相加后,再除以总的数值个数 N ,显然对于完全相同的两个矩阵来说 $D_H = 0$;对于各点完全相反的两个矩阵来说 $D_H = 1$ 。

通过计算虹膜图像间的 Hamming 距离 D_H ,就可以进行虹膜识别。

5 实验结果

实验在自建的包含 100 幅虹膜图像的图像数据集中进行。数据集由 10 只不同眼睛的虹膜图像构成,每一眼睛在不同条件下采集 10 幅虹膜图像。

实验时,从图像数据集中抽取一幅虹膜图像,采用基于互功率谱的编码方法进行编码,并分别计算该虹膜图像与同一虹膜的其他 9 幅虹膜图像的 Hamming 距离,以及不同虹膜的虹膜图像的 Hamming 距离,其结果如表 1 所示。

表 1 基于互功率谱编码方法的 Hamming 距离

Tab.1 Hamming distance based on cross power spectrum algorithm

同一虹膜的 Hamming 距离	不同虹膜的最小 Hamming 距离
0.167 1	0.442 7
0.196 7	0.424 0
0.186 8	0.365 0
0.184 4	0.428 9
0.172 1	0.368 5
0.180 9	0.389 9
0.182 3	0.414 0
0.199 1	0.398 7
0.174 5	0.486 2

从表 1 可知,同一虹膜的 Hamming 距离的平均值为 0.182 6,不同虹膜的最小 Hamming 距离平均值为 0.413 1,可见二者有明显的差异。取阈值 $T = 0.3$,就可以完全无误的把同一只眼睛的虹膜和不同眼睛的虹膜区分开来,以实现虹膜识别的目的。

当采用 Daugman 的编码方法时,对同样的虹膜样本求得的 Hamming 距离结果如表 2 所示。

表 2 Daugman 方法的 Hamming 距离

Tab.2 Hamming distance based on Daugman algorithm

同一虹膜的 Hamming 距离	不同虹膜的最小 Hamming 距离
0.219 7	0.453 2
0.267 6	0.424 0
0.243 3	0.374 1
0.245 4	0.414 5
0.228 9	0.350 6
0.237 6	0.429 6
0.240 9	0.392 7
0.246 4	0.421 7
0.261 7	0.389 6

同一虹膜的 Hamming 距离的平均值为 0.243 5,不同虹膜的最小 Hamming 距离平均值为 0.405 5。与本文采用的编码方法相比,两者的平均值更接近。因此本文的编码方法性能优于 Daugman 的编码方法。

6 结 论

本文提出了一种基于互功率谱的编虹膜码方法,即先将归一化的虹膜图像划分为许多子块;然后计算每一个子块与 2D Gabor 小波族之间的互功率谱,同时取其中与互功率谱模最大对应的 Gabor 子函数作为该子块纹理模型的最佳匹配函数并进行编码;最后,利用 Hamming 距离进行模式匹配。经实验结果证明,该算法运算速度快,不但具有较好的识别效果,且编码性能优于 Daugman 的编码方法。

参考文献 (References)

- 1 Daugman J. High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15(11): 1148 ~ 1161.
- 2 Daugman J. Recognizing people by their iris pattern[J]. Information Security Technical Report, 1998, 3(1): 33 ~ 39.

- 3 Wildes Richard P, Aasmuth Jane C, Green Gilbert L, *et al.* A machine-vision system for iris recognition[J]. *Machine Vision and Applications*, 1996, 9(1): 1~8.
- 4 Worthen D M, Mitas J A. An evaluation of Iridology[J]. *Journal of the American Medical Association*, 1979, 242(13): 1385~1387.
- 5 He Jiang-feng, Liao Sahu-zhang, Ye Hu-nian, *et al.* Iris location [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2000, 5(3): 253~255. [何家峰, 廖曙铮, 叶虎年等. 虹膜定位[J]. *中国图象图形学报*, 2000, 5(3): 253~255.]
- 6 Yang Wen, Yu Li, Wang Kuan-quan. A fast iris location algorithm [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2004, 40(10): 82~84. [杨文, 于力, 王宽全. 虹膜定位的快速算法[J]. *计算机工程与应用*, 2004, 40(10): 82~84.]
- 7 Gu Hong-ying, Pan Hong, Wu Fei. Research on iris recognition based on self-similarity[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2004, 16(7): 973~977. [古红英, 潘红, 吴飞. 虹膜自相似性识别方法研究[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2004, 16(7): 973~977.]
- 8 Huang Hui-fang, Hu Guang-shu. Study and implementation of iris recognition algorithms [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2004, 31(5): 404~409. [黄惠芳, 胡广书. 虹膜识别算法的研究及实现[J]. *红外与激光工程*, 2002, 31(5): 404~409.]